

**PEMETAAN FAKTOR C YANG DITURUNKAN DARI BERBAGAI INDEKS  
VEGETASI DATA PENGINDERAAN JAUH SEBAGAI MASUKAN  
PEMODELAN EROSI DI DAS MERAWU**  
*(C Factor Mapping Derived from Various Vegetation Indices of Remotely Sensed  
Data for Erosion Modeling at Merawu Catchment)*

**Bambang Sulistyo\*, Totok Gunawan\*\*, Hartono\*\* dan Danoedoro\*\***

Fakultas Pertanian Universitas Bengkulu  
Jalan Raya Kandang Limun, Bengkulu 38371 a  
Alamat e-mail : bambang\_sulistyo62@yahoo.co.id

Diterima: 24 November 2010

Disetujui: 1 Februari 2011

**Abstrak**

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji berbagai indeks vegetasi yang diturunkan dari data penginderaan jauh dalam pemetaan faktor C sebagai masukan dalam pemodelan erosi USLE (Universal Soil Loss Equation).

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan menganalisis data penginderaan jauh Landsat 7 ETM<sup>+</sup> sehingga menghasilkan berbagai indeks vegetasi yang kemudian dilakukan analisis korelasi dengan Faktor C yang diukur di lapangan pada 45 lokasi. Dari analisis ini diperoleh suatu model untuk pemetaan faktor C ( $C_{model}$ ) dari berbagai indeks vegetasi. Peta faktor C yang diperoleh kemudian dilakukan validasi pada 48 lokasi sehingga akan diketahui keakuratan hasil pemodelan. Dalam penelitian ini dikaji 11 (sebelas) indeks vegetasi yang diturunkan dari data penginderaan jauh, yaitu ARVI, MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI, SAVI, EVI, RVI, DVI dan PVI.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari 11 indeks vegetasi yang dikaji terdapat 8 indeks vegetasi yang menghasilkan peta faktor C dengan ketelitian yang tinggi, yaitu MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI, SAVI, EVI dan RVI. Indeks vegetasi yang menggunakan rumus yang lebih kompleks menghasilkan koefisien korelasi yang lebih tinggi dibanding dengan indeks vegetasi yang menggunakan rumus yang sederhana. Indeks vegetasi yang mempertimbangkan latar belakang tanah (MSAVI dan TSAVI) mempunyai koefisien korelasi lebih tinggi dibanding dengan koefisien korelasi yang tidak mempertimbangkan latar belakang tanah.

Kata Kunci : Faktor C, Indeks Vegetasi, Penginderaan Jauh, Pemodelan Erosi

**Abstract**

The research was aim at studying C factor mapping derived from various vegetation indices of remotely-sensed data as input for USLE (Universal Soil Loss Equation) erosion modeling at Merawu Catchment.

Methodology applied was by analyzing remote sensing data of Landsat 7 ETM<sup>+</sup> to obtain various vegetation indices for correlation analysis with C Factor measured directly from 45 locations on the field. The analysis resulted models for C factor mapping from various vegetation indices ( $C_{model}$ ). These C factor maps were validated using 48 locations on the field to know their accuracies. These research used 11 (eleven) vegetation indices of remotely-sensed data, namely ARVI, MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI, SAVI, EVI, RVI, DVI and PVI.

The research result showed that from 11 vegetation indices there were 8 vegetation indices resulted high accuracy of C factor maps, i.e. MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI, SAVI, EVI and RVI. Vegetation indices using more complicated formulae resulted higher correlation of coefficient compared to those vegetation indices using simpler formulae. Vegetation indices that account for soil background (MSAVI and TSAVI) resulted higher correlation of coefficient compared to those vegetation indices without considering soil background.

Keywords : C factor, Vegetation Indices, Remote Sensing, Erosion

## PENDAHULUAN

Salah satu masalah lingkungan yang saat ini harus ditangani adalah terjadinya lahan kritis. Indikasi terjadinya lahan kritis adalah dengan mengetahui keadaan suatu Daerah Aliran Sungai (DAS) yang dari tahun ke tahun jumlah DAS kritisnya mengalami peningkatan (Utomo, 1989; Kartodihardjo, 2008). Perencanaan untuk melakukan rehabilitasi lahan kritis memerlukan data yang benar. Salah satu data yang diperlukan adalah adanya data erosi.

Pada umumnya, erosi diprediksi dari suatu model karena untuk memperoleh data erosi sesungguhnya (*actual erosion*) memerlukan waktu, tenaga dan biaya yang tidak sedikit. USLE merupakan salah satu model prediksi erosi yang banyak digunakan di berbagai negara, termasuk di Indonesia.

Dari 6 faktor dalam rumus USLE, maka faktor C merupakan faktor yang paling sukar ditentukan pada kawasan yang sangat luas (Alejandro dan Osama, 2007). Pada prakteknya, faktor C ditentukan dengan cara menggunakan informasi faktor C yang sudah ada yang merupakan hasil penelitian pada lokasi yang kemungkinan berbeda dengan lokasi tempat erosi akan dihitung (Folly *et al.*, 1996). Informasi faktor C yang diperoleh kemudian diberikan pada peta penggunaan lahan yang sudah disiapkan. Cara ini menghasilkan faktor C yang konstan pada kawasan yang relatif luas, dan tidak mencerminkan adanya variasi vegetasi (Wang *et al.*, 2002). Hal ini tentunya akan berdampak pada ketidaktentuan (*uncertainty*) hasil hitungan erosi dan jika digunakan dalam perencanaan maka tentunya juga akan menimbulkan ketidaktentuan.

Penyusunan Peta Faktor C yang mutakhir tidaklah mudah untuk dipersiapkan dengan teknologi konvensional karena akan membutuhkan waktu, tenaga dan biaya yang besar. Penginderaan Jauh merupakan teknologi yang dapat menawarkan pemecahan untuk menyusun peta Peta Faktor C yang mutakhir

dengan waktu, tenaga dan biaya yang relatif lebih kecil untuk kawasan yang sangat luas.

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji berbagai indeks vegetasi yang diturunkan dari data penginderaan jauh dalam pemetaan faktor C sebagai masukan dalam pemodelan erosi USLE.

## STUDI PUSTAKA

### Prediksi Erosi Model USLE

Model prediksi erosi USLE dihitung dengan menggunakan persamaan sebagai berikut (Wischmeier and Smith, 1978) :

$$A = R K L S C P \quad \dots\dots\dots (1)$$

dalam hal ini :

A = banyaknya tanah tererosi (ton/ha/tahun),

R = faktor erosivitas (curah hujan),

K = faktor erodibilitas tanah,

L = faktor panjang lereng,

S = faktor kecuraman lereng,

C = faktor vegetasi penutup tanah dan pengelolaan tanaman,

P = faktor tindakan konservasi tanah.

### Indeks Vegetasi yang diturunkan dari Data Penginderaan Jauh

Indeks vegetasi dari data penginderaan jauh multi-spektral telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi. Beberapa kegunaan dari indeks vegetasi dan sifat-sifat tutupan vegetasi seperti distribusi dan kerapatannya, kandungan air pada daun, defisiensi pada mineral dan vegetasi yang mengalami serangan hama atau penyakit. Indeks vegetasi sensitif terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi pantulan spektralnya seperti sifat-sifat tanah, energi matahari dan kondisi atmosfer serta pengamatan geometri oleh sensor (Bannari *et al.*, 1995 dalam Liang, 2004). Sebelas (11) rumus transformasi indeks vegetasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah (Danoedoro, 1996; Liang, 2004) :

*Ratio Vegetation Index :*

$$RVI = IMD / M \quad (2)$$

*Soil Adjusted Vegetation Index :*

$$SAVI = (IMD - M) * (1 + 0,5) / (IMD + M + 0,5) \quad (3)$$

*Transformed Soil Adjusted Vegetation Index :*

$$TSAVI = \gamma (IMD - \gamma M - b) / (\gamma IMD + M + \gamma b + X (1 + \gamma^2)) \quad (4)$$

*Modified Soil Adjusted Vegetation Index :*

$$MSAVI = IMD + c - \text{Sqrt} ((IMD + c)^2 - 2 (IMD - M)) \quad (5)$$

*Perpendicular Vegetation Index :*

$$PVI = (IMD - \gamma M - b) / \text{Sqrt} (\gamma^2 + 1) \quad (6)$$

*Transformed Vegetation Index :*

$$TVI = \text{Sqrt} ((IMD - M) / (IMD + M)) + 0,5 \quad (7)$$

*Atmospherically Resistance Vegetation Index :*

$$ARVI = (IMD - B) / (IMD + B) \quad (8)$$

*Enhanced Vegetation Index :*

$$EVI = 2,5 (IMD - M) / (1 + IMD + 6 M + 7,5 B) \quad (9)$$

*Normalized Difference Vegetation Index :*

$$NDVI = ((IMD - M) / (IMD + M) + 1) \quad (10)$$

*Difference Vegetation Index :*

$$DVI = 2,4 (IMD - M) \quad (11)$$

*Vegetation Index Faster :*

$$VIF = (IMD) / (IMD + M) \quad (12)$$

Dalam rumus-rumus tersebut,

IMD = saluran inframerah dekat (NIR)

M = saluran merah (RED)

B = saluran biru (BLUE)

X = faktor kesalahan tanah (*noise soil*) adalah 0,08

$\gamma$  = kemiringan garis tanah (*slope of soil line*) adalah 1,05

b = nilai koefisien, yaitu 0,044

c = nilai koefisien untuk memperkecil variasi nilai kalibrasi tanah, yaitu 0,5

### Kajian Pemetaan Faktor C dengan Memanfaatkan Data Penginderaan Jauh

Data penginderaan jauh telah banyak dimanfaatkan dalam kajian pemetaan faktor C. Yang paling sederhana adalah dengan melakukan interpretasi penggunaan lahan kemudian memberikan nilai faktor C tetapi dengan hanya menggunakan informasi faktor C yang sudah ada yang merupakan hasil penelitian pada lokasi yang kemungkinan berbeda dengan lokasi tempat erosi akan dihitung (Folly *et al.*, 1996). Cara ini menghasilkan faktor C yang konstan pada kawasan yang relatif luas, dan tidak mencerminkan adanya variasi vegetasi (Wang *et al.*, 2002).

Folly *et al.* (1996) mengkaji faktor C menggunakan citra Landsat TM dengan memanfaatkan pendekatan berbasis pengetahuan (*knowledge-based approach*) di kawasan Mediterania. Melalui klasifikasi visual pada citra komposit warna multi-temporal, kawasan kajian dibagi kedalam kelas penggunaan lahan yang utama yang meliputi kawasan urban, vegetasi alami dan kawasan yang didominasi tanaman tahunan. Setiap kelas secara terpisah dilakukan penyampelan (*sampling*) yang diikuti klasifikasi terbimbing (*supervised classification*) dengan menggunakan algoritma *maximum likelihood*. Dengan memanfaatkan data tambahan, masing-masing kelas dapat ditentukan nilai faktor

C-nya dengan mempertimbangkan tingkat pengaruhnya terhadap erosi. Namun demikian hasil penentuan faktor C masih bersifat konstan untuk kawasan yang luas.

De Jong (1994) memanfaatkan NDVI dalam pemetaan faktor C yaitu dengan merelasikan secara langsung antara nilai NDVI dengan nilai C menggunakan analisis regresi. Namun demikian, hasil korelasinya rendah karena keadaan vegetasi tidak selalu berkaitan dengan fungsinya sebagai pelindung tanah. Walaupun demikian, banyak peneliti lain tetap memanfaatkan NDVI dalam pemetaan faktor C pada kawasan yang luas (antara lain De Jong *et al.*, 1999; Lin *et al.*, 2002, 2006; Van der Knijff *et al.*, 2002; Suriyaprasit, 2008). Pada kajian tersebut De Jong dan Lin *et al.* mendapati bahwa antara NDVI dan Faktor C mempunyai korelasi yang linier, sedangkan Van der Knijff *et al.* dan Suriyaprasit menyatakan bahwa korelasi yang lebih dapat diterima adalah jika bentuknya non-linier dengan fungsi eksponensial.

Dari berbagai penelitian tersebut di atas, baru NDVI yang telah dipergunakan dalam pemetaan faktor C, sedangkan berbagai indeks vegetasi yang lainnya belum pernah dikaji. Untuk alasan ini penelitian ini bertujuan untuk mengkaji berbagai indeks vegetasi yang diturunkan dari data penginderaan jauh dalam pemetaan faktor C.

## METODE PENELITIAN

### Lokasi Penelitian

Lokasi penelitian dilaksanakan pada DAS Merawu yang merupakan sebagian dari daerah tangkapan Waduk Mrica yang berlokasi di Kecamatan Bawang, Kabupaten Banjarnegara, pada koordinat  $109^{\circ}06'00''$  –  $110^{\circ}07'49''$  BT dan  $7^{\circ}17'04''$  –  $7^{\circ}47'07''$  LS. Daerah tangkapan Waduk Mrica umumnya bertopografi perbukitan dengan lembah yang curam. Bentang alamnya termasuk *fluvio vulkanik* dan material penyusunnya merupakan hasil aktivitas vulkanik dan pengendapan. Sungai utama yang mengalir ke Waduk Mrica adalah Sungai Serayu dan Merawu. DAS Merawu menyumbang sedimen hasil erosi yang

terbesar ke dalam Waduk Mrica sebagai salah satu Pembangkit Listrik Tenaga Air.

Secara ringkas diagram penelitian disajikan pada Gambar 2.

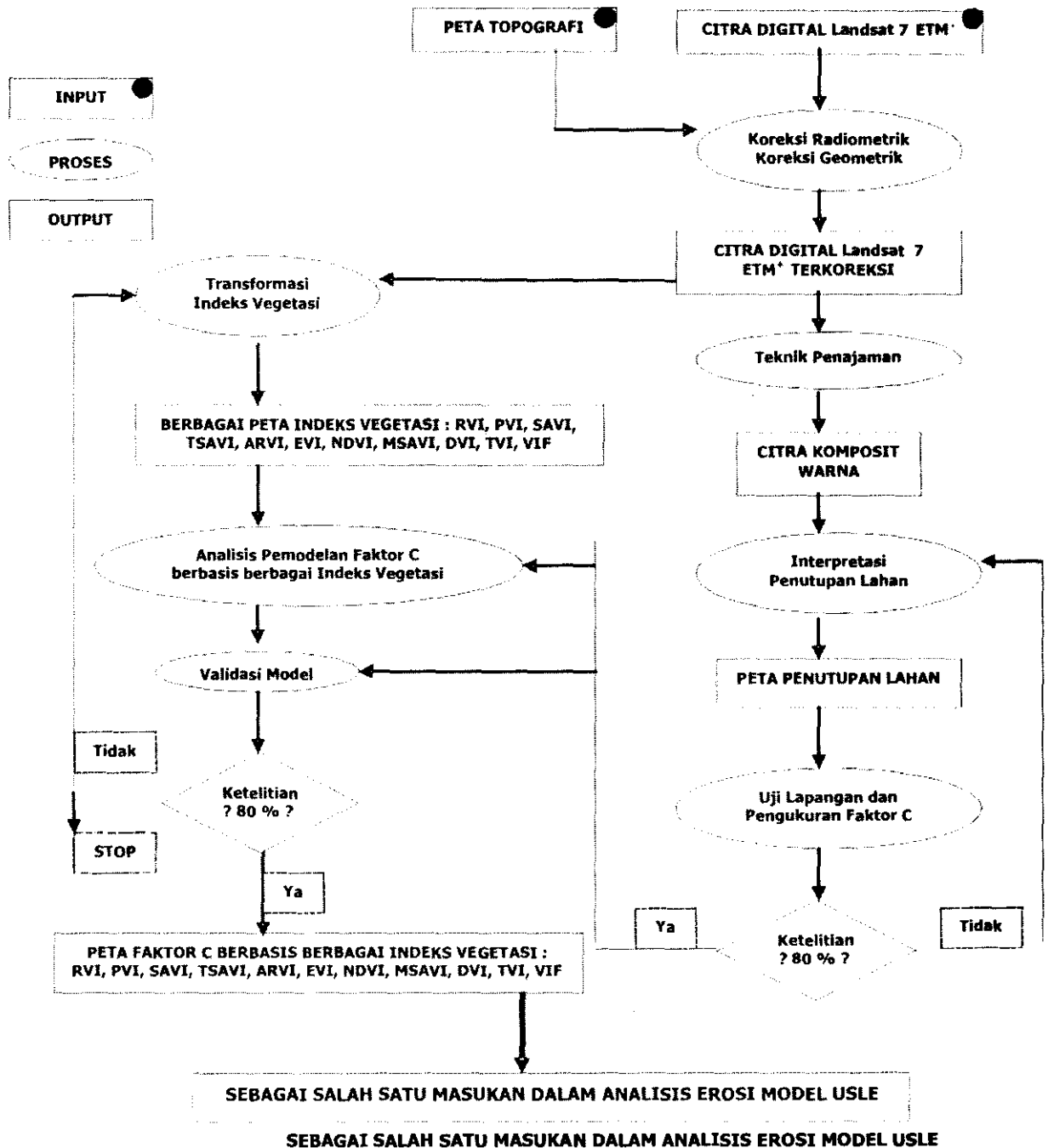
Dalam penelitian ini digunakan : Peta Topografi Skala 1:25.000; Citra Satelit Landsat 7 ETM<sup>+</sup> dalam bentuk digital perekaman 20 Juni 2006; Peta, Buku, Data dan Laporan-laporan lain yang mendukung penelitian. Piranti lunak (*Software*) yang digunakan meliputi Program SIG ILWIS (*Integrated Land and Water Information System*) versi 3.4.; Program SIG ARC/INFO versi 3.4.2.; dan Program SIG ARC/VIEW versi 3.3; Program Curve Expert. Sedangkan piranti keras (*Hardware*) yang digunakan meliputi : Seperangkat Laptop dan PC/Window Computer; Seperangkat peralatan laboratorium/kantor yang meliputi : Meja Gambar dan Alat Gambar; Peralatan lapangan yang terdiri dari : teropong, kompas, hagameter, pita ukur, *Global Positioning System* (GPS), kamera digital; Peralatan/perlengkapan lain yang membantu memperlancar kegiatan.

### Estimasi Faktor C dari Lapangan

Kerja lapang dilakukan untuk mengumpulkan sampel untuk keperluan klasifikasi, demikian juga keperluan validasi (uji model). Estimasi faktor C dilakukan pada berbagai tipe penutupan/penggunaan lahan. Secara keseluruhan faktor C diestimasi pada sekitar 93 lokasi (45 lokasi sebagai dasar penyusunan model, 48 lokasi sebagai dasar validasi model). Koordinat dari masing-masing lokasi direkam menggunakan GPS. Pemilihan lokasi didasarkan pada kelas penggunaan lahan yang berbeda yang merupakan hasil klasifikasi digital terbimbing (*supervised classification*) menggunakan algoritma *maximum likelihood*.

Faktor C diestimasi di lapangan ( $C_p$ ) menggunakan beberapa subfaktor yang meliputi *Prior Land Use* (PLU), *Canopy Cover* (CC), *Surface Cover* (SC) dan *Surface Roughness* (SR) mengikuti metode yang dijelaskan dalam penerapan RUSLE (Renard *et al.*, 1997 dalam Suriyaprasit, 2008) sebagai berikut:

$$C_r = PLU \times CC \times SC \times SR \quad (13)$$

**KETERANGAN :****Gambar 2. Diagram Alir Tahap Penelitian**

Subfaktor *Prior Land Use* (PLU) diberikan nilai 0,5 pada kawasan hutan dan kawasan hutan yang terganggu serta nilai 1,0 pada kawasan pertanian (Toy and Foster, 1998; Shi *et al*, 2004 dalam Suriyaprasit, 2008). Subfaktor *Canopy Cover* (CC), menunjukkan bagian dari lahan yang tertutup oleh tajuk ( $F_c$ ) dan ketinggian tajuk yang diasumsikan air hujan akan jatuh sampai ke tanah setelah air hujan mengenai tajuk (H, dengan satuan kaki) dan dirumuskan sebagai berikut :

$$CC = 1.0 - F_c * \text{Exp}^{(-0.1 * H)} \quad (14)$$

Subfaktor *Surface Cover* (SC) diestimasi dari persentase tutupan bawah yang terbuka (tersingkap tanahnya,  $S_p$ ), *random roughness* (kekasaran permukaan acak,  $R_u$  dalam satuan inchi) dan koefisien empiris (b) sebagai :

$$SC = \text{Exp}(-b * S_p * (0.24 / R_u)^{0.08}) \quad (15)$$

Untuk  $R_u$  dan b ditentukan dengan menggunakan data pada Tabel 2. Akhirnya, *Surface Roughness* (SR) diestimasi menggunakan kekasaran permukaan acak,  $R_u$  dengan rumus sebagai berikut :

$$SR = \text{Exp}(-0.66 * (R_u - 0.24)) \quad (16)$$

Tabel 2. Nilai  $R_u$  dan b

| Kelas Penggunaan Lahan       | $R_u$ | b     |
|------------------------------|-------|-------|
| Kawasan Hutan                | 0,40  | 0,050 |
| Kawasan Hutan yang Terganggu | 0,25  | 0,025 |
| Kawasan Pertanian            | 0,44  | 0,035 |
| Rumput                       | 0,25  | 0,045 |

Sumber : Renard, 1997

Tabel 3. Hasil pemodelan dari masing-masing indeks vegetasi

|               |                 | Model Linier : $Y = a + b X$ |         |      |      |         | Model Eksponensial : $Y = a e^{(b X)}$ |        |      |      |         |      |
|---------------|-----------------|------------------------------|---------|------|------|---------|--|--------|------|------|---------|------|
| No.           | Indeks Vegetasi | a                            | b       | s    | r    | Kelas r | a                                      | b      | s    | r    | Kelas r |      |
| 1             | MSAVI           | 0,83                         | -0,94   | 0,07 | 0,82 | Tinggi  | 6,88                                   | -5,59  | 0,07 | 0,84 | Tinggi  |      |
| 2             | TVI             | 1,82                         | -1,61   | 0,07 | 0,81 | Tinggi  | 7.282                                  | -10,65 | 0,07 | 0,85 | Tinggi  |      |
| 3             | VIF             | 1,37                         | -1,55   | 0,08 | 0,80 | Tinggi  | 439,26                                 | -10,43 | 0,07 | 0,85 | Tinggi  |      |
| 4             | NDVI            | 0,60                         | -0,77   | 0,08 | 0,80 | Tinggi  | 2,40                                   | -5,22  | 0,07 | 0,84 | Tinggi  |      |
| 5             | TSAVI           | 0,58                         | -0,75   | 0,08 | 0,80 | Tinggi  | 2,19                                   | -5,11  | 0,07 | 0,84 | Tinggi  |      |
| 6             | SAVI            | 0,60                         | -0,51   | 0,08 | 0,80 | Tinggi  | 2,39                                   | -3,48  | 0,07 | 0,84 | Tinggi  |      |
| 7             | ARVI            | 0,77                         | -0,91   | 0,09 | 0,72 | Sedang  | 5,77                                   | -5,62  | 0,08 | 0,76 | Sedang  |      |
| 8             | EVI             | 0,36                         | -0,43   | 0,09 | 0,70 | Sedang  | 0,92                                   | -4,37  | 0,07 | 0,83 | Tinggi  |      |
| 9             | RVI             | 0,35                         | -0,05   | 0,10 | 0,66 | Sedang  | 1,41                                   | -0,64  | 0,07 | 0,83 | Tinggi  |      |
| 10            | PVI             | 0,30                         | -224,36 | 0,11 | 0,43 | Rendah  | 0,65                                   | 0,00   | 0,11 | 0,51 | Rendah  |      |
| 11            | DVI             | 0,29                         | -62,94  | 0,11 | 0,42 | Rendah  | 0,46                                   | -5,10  | 0,11 | 0,47 | Rendah  |      |
| Rata-rata r = |                 |                              |         |      | 0,70 |         | Rata-rata r =                          |        |      |      |         | 0,77 |

Sumber : Hasil Analisis (2010)

Keterangan :

Y = faktor C hasil pemodelan

X = nilai Indeks Vegetasi

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pemodelan Faktor C dengan berbagai Indeks Vegetasi

Hasil faktor C yang diukur langsung di lapangan beserta nilai berbagai indeks vegetasi yang diturunkan dari data penginderaan jauh (dalam penelitian ini digunakan 11 indeks vegetasi) dilakukan analisis korelasi menggunakan Program Curve Expert, baik yang linier maupun yang non-linier. Hasil pemodelan dari masing-masing indeks vegetasi, nilai koefisien (a dan b), koefisien korelasi (r) serta *standard error*-nya (s) disajikan pada Tabel 3.

Dari tabel 3 dapat diketahui bahwa dari 11 indeks vegetasi yang dikaji, ada 6 indeks vegetasi (MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI dan SAVI) yang berkorelasi tinggi secara linier dengan faktor C yang diukur di lapangan, 3 indeks vegetasi berkorelasi sedang (ARVI, EVI dan RVI), sedangkan 2 indeks vegetasi berkorelasi rendah (PVI dan DVI). Berbeda dengan kajian yang dilakukan oleh De Jong (1994), ternyata NDVI berkorelasi tinggi dengan faktor C yang diukur di lapangan dengan koefisien korelasi sebesar 0,80. Hal ini kemungkinan terjadi karena adanya perbedaan lokasi penelitian, yaitu Perancis sehingga ada perbedaan pengaruh curah hujan. Curah hujan di daerah penelitian (DAS Merawu) sangat tinggi dibanding dengan curah hujan di Perancis. Kemungkinan sumber perbedaan yang lain adalah dalam hal waktu perekaman data penginderaan jauh.

Kelas r (koefisien korelasi) disajikan pada Tabel 4 berikut :

**Tabel 4. Kelas r (koefisien korelasi)**

| Kelas r | Jika r          |
|---------|-----------------|
| Tinggi  | $\geq 0,8$      |
| Sedang  | $0,5 < r < 0,8$ |
| Rendah  | $\leq 0,5$      |

Sumber : Gordon *et al.*, (1992)

Jika dikaji secara non-linier dengan fungsi eksponensial, maka hubungan antara indeks vegetasi dengan faktor C yang diukur di

lapangan terdapat 8 indeks vegetasi (MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI, SAVI, EVI dan RVI) yang berkorelasi tinggi, 1 indeks vegetasi berkorelasi sedang (ARVI), sedangkan 2 indeks vegetasi (PVI dan DVI) tetap berkorelasi rendah.

Secara keseluruhan ada peningkatan nilai koefisien korelasi sebesar 0,07 dari hubungan yang bersifat linier (rata-rata = 0,70) menjadi hubungan yang bersifat non-linier (rata-rata = 0,77). Dua indeks vegetasi (EVI dan RVI) mengalami peningkatan kelas r dari kelas "Sedang" menjadi kelas "Tinggi".

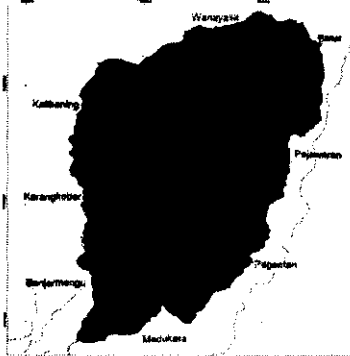
Dengan mempertimbangkan bahwa : a). hasil koefisien korelasi dari fungsi non-linier lebih tinggi daripada koefisien korelasi dari fungsi linier, dan b). sesuai dengan hasil penelitian Van der Knijff *et al.* dan Suriyaprasit yang menyatakan bahwa korelasi yang lebih dapat diterima adalah jika bentuknya non-linier dengan fungsi eksponensial, maka dalam penelitian ini selanjutnya dipilih hasil pemodelan faktor C dengan bentuk non-linier dengan fungsi eksponensial. Dengan demikian dari 11 indeks vegetasi yang dikaji, maka dipilih 8 indeks vegetasi (MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI, SAVI, EVI dan RVI) yang memenuhi syarat sebagai indeks vegetasi yang digunakan dalam pemetaan faktor C.

Dengan menentukan 5 kelas interval faktor C (yaitu 0 - 0,2; 0,2 - 0,4; 0,4 - 0,6; 0,6 - 0,8 dan 0,8 - 1,0) maka luas untuk masing-masing kelas dapat diperiksa pada Tabel 5, sedangkan peta faktor C sebagai hasil pemodelan untuk masing-masing indeks vegetasi disajikan pada Gambar 2.

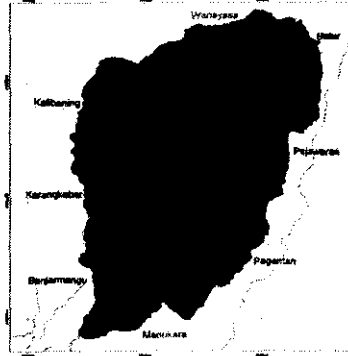
Dari Tabel 5 dapat diketahui bahwa luas masing-masing kelas interval faktor C berbeda-beda sesuai dengan indeks vegetasi yang digunakan dalam penyusunan model. Demikian juga distribusi keruangannya menunjukkan adanya perbedaan, walaupun agak sulit membedakan secara mendalam karena skala peta yang terlalu kecil. Dari peta dapat diketahui bahwa penyebaran faktor C yang tinggi dominan terjadi pada kawasan Kecamatan Batur yang merupakan kawasan yang intensif digunakan sebagai lahan untuk tanaman sayur-sayuran seperti wortel, kentang,

daun bawang merah. Faktor C yang tinggi juga secara sporadis terjadi hampir pada semua

kawasan, walaupun dalam luasan yang tidak terlalu besar.



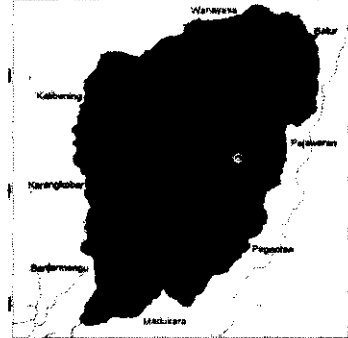
a. Peta Faktor C yang diturunkan dari MSAVI



b. Peta Faktor C yang diturunkan dari TVI



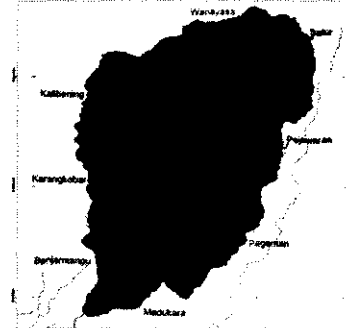
c. Peta Faktor C yang diturunkan dari VIF



d. Peta Faktor C yang diturunkan dari NDVI



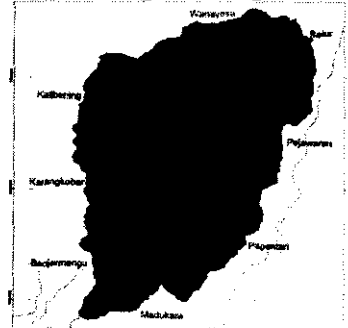
e. Peta Faktor C yang diturunkan dari TSAVI



f. Peta Faktor C yang diturunkan dari SAVI



g. Peta Faktor C yang diturunkan dari EVI



h. Peta Faktor C yang diturunkan dari RVI



**Gambar 2. Peta Faktor C Sebagai Hasil Pemodelan Masing-Masing Indeks Vegetasi**



Tabel 5. Luas faktor C untuk masing-masing kelas (Ha)

| No. | Indeks Vegetasi | Kelas interval faktor C |           |           |           |           | Jumlah Luas |
|-----|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|
|     |                 | 0 - 0,2                 | 0,2 - 0,4 | 0,4 - 0,6 | 0,6 - 0,8 | 0,8 - 1,0 |             |
| 1   | MSAVI           | 19.886                  | 1.645     | 505       | 247       | 448       | 22.731,48   |
| 2   | TVI             | 19.689                  | 1.774     | 567       | 275       | 425       | 22.731,48   |
| 3   | VIF             | 19.634                  | 1.893     | 612       | 267       | 326       | 22.731,48   |
| 4   | NDVI            | 19.633                  | 1.893     | 609       | 269       | 328       | 22.731,48   |
| 5   | TSAVI           | 19.633                  | 1.883     | 605       | 283       | 328       | 22.731,48   |
| 6   | SAVI            | 19.633                  | 1.893     | 612       | 267       | 327       | 22.731,48   |
| 7   | EVI             | 19.329                  | 2.350     | 794       | 225       | 32        | 22.731,48   |
| 8   | RVI             | 18.959                  | 2.735     | 927       | 110       | 0,2       | 22.731,48   |

Sumber : Hasil Analisis (2010)

#### Hasil Validasi Pemodelan Faktor C dengan berbagai Indeks Vegetasi

Sebagai sebuah model maka diperlukan suatu validasi model dengan cara melakukan Analisis Korelasi antara faktor C hasil pemodelan ( $C_{\text{model}}$ ) dengan faktor C aktual ( $C_{\text{aktual}}$ ). Koefisien korelasi 0,80 dipilih sebagai nilai ambang (*threshold*) untuk menentukan apakah suatu model dapat diterima atau ditolak. Jika suatu model tidak dapat diterima belum berarti model tersebut salah. Perlu dicari kemungkinan penyebabnya dengan cara mengamati kembali langkah-langkah analisis yang telah dilakukan sejak analisis awal. Jika semua langkah dalam analisis sudah dilakukan dengan benar akan tetapi model memang tidak dapat diterima maka penerapan model faktor C, untuk keperluan analisis lebih lanjut, tidak dapat dilakukan. Sebaliknya, jika validasi atau uji model menunjukkan bahwa model dapat diterima maka dikatakan model dapat diterima dan dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Empat puluh delapan titik dipilih sebagai lokasi pengukuran faktor C yang digunakan sebagai uji/validasi model. Koordinat dari masing-masing lokasi disajikan sebagai Peta Titik. Peta Titik ini kemudian ditumpang-susunkan di atas Peta Faktor C Hasil Pemodelan untuk masing-masing indeks vegetasi. Nomor titik dan nilai Faktor C untuk masing-masing indeks vegetasi kemudian dicatat. Hasil analisis korelasi antara antara

faktor C hasil pemodelan ( $C_{\text{model}}$ ) dengan faktor C aktual ( $C_{\text{aktual}}$ ) disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Koefisien korelasi antara  $C_{\text{model}}$  dengan  $C_{\text{aktual}}$ 

| No. | Indeks Vegetasi | Koefisien korelasi (r) |
|-----|-----------------|------------------------|
| 1   | MSAVI           | 0,9125                 |
| 2   | TVI             | 0,9120                 |
| 3   | TSAVI           | 0,9103                 |
| 4   | NDVI            | 0,9100                 |
| 5   | SAVI            | 0,9100                 |
| 6   | VIF             | 0,9100                 |
| 7   | RVI             | 0,8759                 |
| 8   | EVI             | 0,8720                 |

Sumber : Hasil Analisis (2010)

Dari Tabel 6 dapat diketahui bahwa semua indeks vegetasi menghasilkan koefisien korelasi  $\geq 0,80$  yang berarti bahwa peta faktor C yang diperoleh dengan cara menggunakan indeks vegetasi MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI, SAVI, EVI dan RVI dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut yaitu dalam menghitung erosi model USLE.

Secara umum indeks vegetasi yang menggunakan rumus yang lebih kompleks menghasilkan koefisien korelasi yang lebih tinggi dibanding dengan indeks vegetasi yang menggunakan rumus yang sederhana (RVI). Dari 8 indeks vegetasi yang dikaji tersebut maka indeks vegetasi yang mempertimbangkan

latar belakang tanah (MSAVI dan TSAVI) mempunyai koefisien korelasi lebih tinggi dibanding dengan koefisien korelasi yang tidak mempertimbangkan latar belakang tanah. Hal ini menunjukkan bahwa kajian faktor C sebaiknya menggunakan indeks vegetasi yang mempertimbangkan latar belakang tanah, karena salah satu subfaktor dalam menentukan faktor C adalah persentase tutupan bawah yang terbuka (tersingkap tanahnya,  $S_p$ ). Walaupun hal ini tampaknya tidak berlaku bagi SAVI. Disisi lain, indeks vegetasi yang memanfaatkan saluran biru (EVI) menghasilkan koefisien korelasi yang paling rendah di antara semua indeks vegetasi yang dikaji. Hal ini sesuai dengan sifat dari saluran biru pada spektrum data Landsat 7 ETM<sup>+</sup> yang kemampuannya digunakan untuk pembedaan vegetasi dari air dan bukan untuk kajian yang berkaitan dengan indeks vegetasi yang pada umumnya memanfaatkan spektrum merah dan spektrum inframerah (Lillesand *et al.*, 2004).

### KESIMPULAN

Pemetaan faktor C sebagai masukan dalam pemodelan erosi USLE dapat dilakukan dengan memanfaatkan berbagai indeks vegetasi yang diturunkan dari data penginderaan jauh yaitu MSAVI, TVI, VIF, NDVI, TSAVI, SAVI, EVI dan RVI.

Indeks vegetasi yang menggunakan rumus yang lebih kompleks menghasilkan koefisien korelasi yang lebih tinggi dibanding dengan indeks vegetasi yang menggunakan rumus yang sederhana.

Indeks vegetasi yang mempertimbangkan latar belakang tanah (MSAVI dan TSAVI) mempunyai koefisien korelasi lebih tinggi dibanding dengan koefisien korelasi yang tidak mempertimbangkan latar belakang tanah.

### SARAN

Faktor C barulah merupakan salah satu faktor (dari keseluruhan 6 faktor) sebagai masukan dalam pemodelan erosi USLE sehingga diperlukan penelitian lebih lanjut

pengaruhnya terhadap besarnya erosi yang dihasilkan dengan hasil erosi yang diukur di lapangan

### DAFTAR PUSTAKA

- Alejandro, M.de Asis, Kenji Amasa, 2007. Estimation of vegetation parameter for soil erosion using linear Spectral Mixture Analysis of Landsat ETM data. *Photogrammetry and Remote Sensing Journal*, 62, 309-324.
- Danoedoro, P., 1996., *Pengolahan Citra Digital, Teori dan Aplikasinya dalam Bidang Penginderaan Jauh*, Fakultas Geografi, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta
- De Jong SM, Paracchini ML, Bertolo F, Folving S, Megier J, and De Roo APJ. 1999. Regional assessment of soil erosion using the distributed model SEMMED and remotely sensed data. *Catena* 37 (3-4): 291-308.
- De Jong, S.M., 1994. Applications of reflective remote sensing for land degradation studies in a Mediterranean environment. *PhD Thesis*, Utrecht University, Utrecht, The Netherlands.
- Folly, A., Bronsveld, M. C., and Clavaux, M., 1996, A knowledge-based approach for C-factor mapping in Spain using Landsat TM and GIS., *International Journal of Remote Sensing*, 17 (12), 2401-2415.
- Gordon, N. D., McMohan, T. A., and Finlayson, B. L., 1992, *Stream Hidrology : An Introduction for Ecologist*, John Wiley & Sons, New York
- Kartodihardjo, H., 2008., *Pengelolaan Sumberdaya Alam dan Lingkungan Hidup, Seminar Lingkungan Hidup dan Sumberdaya Alam*, Universitas Bengkulu, Bengkulu
- Liang, S., 2004, *Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces*, John and Wiley Sons, New York
- Lillesand, T.M., Kiefer, R.W., and Chipman, J., 2004, *Remote Sensing ang Image*

- Interpretation* (5 ed.), John and Wiley Sons, New York
- Lin, C.-Y., Lin, W.-T., Chou, W.-C. (2002). Soil erosion prediction and sediment yield estimation: the Taiwan experience. *Soil and Tillage Research* 68 (2), 143–152
- Lin, W.-T., Lin, C.-Y., Chou, W.-C. (2006). Assessment of vegetation recovery and soil erosion at landslides caused by a catastrophic earthquake: a case study in Central Taiwan. *Ecological Engineering* 28 (1), 79–89.
- Renard, K.G., Forster, G.R., Weesies, G.A., McCool, D.K. and Yoder, D.C., 1997. *Predicting soil erosion by water: A guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE)*, USDA, Washington.
- Suriyaprasit, M., 2008. Digital terrain analysis and image processing for assessing erosion prone areas. *Unpublished MSc. Thesis*, International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation (ITC), Enschede, The Netherlands
- Utomo, W.H., 1989, *Konservasi Tanah di Indonesia, Suatu Rekaman dan Analisa*, Penerbit Rajawali, Jakarta
- Van der Knijff, J., Jone, R.J.A., Montanarella, L., 2002. *Soil erosion risk assessment in Italy*. European Soil Bureau, Joint Research Center of European Commission. EUR 19022EN.
- Wang G, Gertner G, Fang S, and Anderson AB. 2003. Mapping multiple variables for predicting soil loss by geostatistical methods with TM images and a slope map. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 69 (8): 889-898.
- Wang G, Wente S, Gertner GZ, and Anderson A. 2002. Improvement in mapping vegetation cover factor for the universal soil loss equation by geostatistical methods with Landsat Thematic Mapper images. *International Journal of Remote Sensing* 23 (18): 3649-3667.
- Wischmeier WH & Smith DD, 1978, *Predicting Rainfall Erosion Losses : A Guide to Conservation Planning*, USDA Agriculture Handbook No. 37